

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平11-343916

(43) 公開日 平成11年(1999)12月14日

(51) Int. Cl. <sup>6</sup>	識別記号	P I	
F 0 2 D 45/00	3 5 8	F 0 2 D 45/00	3 5 8 Z
	3 4 0		3 4 0 C
G 0 5 B 13/02		G 0 5 B 13/02	L
			N
			Z

審査請求 未請求 請求項の数13 O L (全 24 頁)

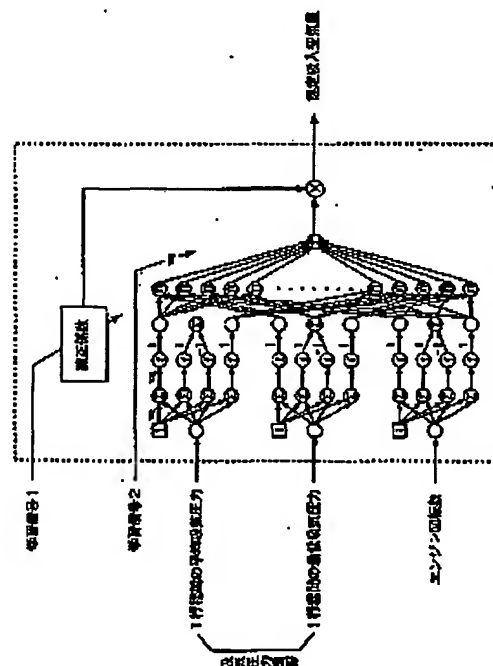
(21) 出願番号	特願平10-152855	(71) 出願人	000010076 ヤマハ発動機株式会社 静岡県磐田市新貝2500番地
(22) 出願日	平成10年(1998)6月2日	(72) 発明者	山口 昌志 静岡県磐田市新貝2500番地 ヤマハ発動機株式会社内
		(74) 代理人	弁理士 八木田 茂 (外1名)

(54) 【発明の名称】 エンジン制御におけるデータ推定方法

(57) 【要約】

【課題】 従来のエンジン制御におけるデータ検出に関する問題点を解決し、エンジンの状態に関する任意のデータを、簡単にまた安価に制御パラメータとして用いることが可能になるエンジン制御におけるデータ推定方法を提供すること。

【解決手段】 本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法は、少なくともエンジンの状態に関するデータを制御パラメータとするエンジン制御において、制御パラメータとしてのエンジンの状態に関するデータを、少なくとも、それとは異なる複数データを入力情報とするファジィニューラル回路網を用いて推定する。



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 少なくともエンジンの状態に関するデータを制御パラメータとするエンジン制御において、

制御パラメータとしてのエンジンの状態に関するデータを、少なくとも、それとは異なる複数データを入力情報とするファジィニューラル回路網を用いて推定することを特徴とするエンジン制御におけるデータの推定方法。

【請求項2】 前記制御パラメータが吸入空気量であり、前記入力情報が、少なくともエンジンの吸気負圧に関する複数のデータを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項3】 前記制御パラメータが吸気管噴射式エンジンにおける燃料付着率であり、前記入力情報が、エンジン回転数、吸入空気量、及び吸気負圧の少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項4】 前記制御パラメータが吸気管噴射式エンジンにおける蒸発時定数であり、前記入力情報が、吸気管壁面温度、エンジン回転数、吸入空気量、及び吸気負圧の少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項5】 前記制御パラメータがトルク変動量であり、前記入力情報が、エンジンの回転変動、エンジン回転数、吸入空気量、及び燃焼室圧力の時系列データの少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項6】 前記制御パラメータが燃焼室温度であり、前記入力情報が、吸気管壁面温度、吸気管周囲温度、及びエンジン始動からの経過時間の少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項7】 前記制御パラメータが吸気管壁面温度であり、前記入力情報が、冷却水温、シリンダブロック温度、及び油温の少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項8】 前記制御パラメータが排気空燃比であり、前記入力情報が、クランク角加速度の時系列データ、エンジン回転数、吸入空気量、吸気負圧、点火時期、可変バルブタイミング装置を用いる場合の吸排気弁の開閉タイミング、EGR制御を行う場合のEGRバルブ開度の少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項9】 前記制御パラメータが排気空燃比であり、前記入力情報が、排気温度、大気温度、エンジン回転数、吸入空気量、吸気負圧、点火時期、及びスロットルバルブ開度の少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項10】 前記制御パラメータが筒内噴射式エンジンにおけるプラグの発火点周囲の空燃比であり、

前記入力情報が、エンジン回転数、スロットル開度、燃料噴射量、燃料噴射時期、点火時期、及び可変バルブタイミング装置を用いる場合の吸排気弁の開閉タイミングの少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項11】 前記制御パラメータが排ガスの触媒システムの排ガス中に含まれるNOx成分の量であり、前記入力情報が、エンジン回転数、スロットル開度、冷却水温、触媒の入口ガス温度、触媒の出口ガス温度、走行距離、及び排気空燃比の少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項12】 前記制御パラメータがエンジンの状態に対する使用者の感応評価値であり、前記入力情報が、使用者の脈拍、鼓動、血圧、呼吸間隔、脳波等の複数の生理データの少なくとも一つを含むことを特徴とする請求項1に記載のデータの推定方法。

【請求項13】 前記入力情報を、ファジィニューラル回路網の入力データとなり得る入力候補データとし、遺伝的アルゴリズムを用いて、少なくとも各入力候補データの採用の有無に関する情報をコーディングして複数の個体とし、かつ、これら個体を推定精度に基づいて遺伝的アルゴリズムで進化させていくことにより少なくともファジィニューラル回路網の入力データの数及び種類を最適化することを特徴とする請求項1～12の何れか一項に記載のデータの推定方法。

## 【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】 本発明は、エンジン制御におけるデータ推定方法に関する。

【0002】

【従来の技術】 エンジンを制御する場合には、その目的に応じて、エンジンの状態（例えば、エンジン回転数やエンジン温度等のような、駆動中のエンジンの状態やエンジンの状態に対する使用者の感応評価値）に関するデータをセンサで検出し、その検出情報を制御パラメータとして制御量を決めるのが一般的である。

【0003】

【発明が解決しようとする課題】 制御パラメータとして用いるエンジンの状態に関する情報は目的に応じて、様々なものがあり、それら全てが車両に搭載されたエンジンに実装できるセンサで検出できるものとは限らず、また、実装できるセンサがあったとしてもセンサが高価であるという問題が生じることもある。また、さらに、制御パラメータとして用いる情報毎にセンサを設けると、センサの数が増えてしまうという問題も生じる。具体的には、例えば、吸入空気量を検出するセンサとしては、エアフロメータや熱線風速計等があるが、これらは高価でサイズが大きく、塩害に弱いため船外機等には搭載できない等の使用上の制限があるという問題があり、また、吸気管噴射式エンジンにおける燃料噴射装置から噴射

した燃料が吸気管等に付着する割合や、吸気管に付着した燃料が蒸発する速度等は、測定できるセンサが存在せず、さらに、トルク変動量は、エンジンのクランクシャフトに直接、トルクセンサを付ければ測定は可能だが、一般商品として適用するには、高価で大きすぎるという問題があり、また、燃焼室温度は、実験室等で特別な温度計を用いれば測定可能だが、個々のエンジンに実装できる程、小さく、安価で、かつ耐久性があるセンサは存在しないという問題があり、さらに、吸気管壁面温度は、測定したい場所にセンサを付ければ簡単に測定できるが、エンジンの運転状態との関係により、測定すべき場所が変わるため、これら全てに対応するためには、吸気管の壁面全体にセンサを設けなければならない、実質的にセンサで満足する情報を検出することは不可能であり、またさらに、排気空燃比は、検出できるセンサはあるが高価であるという問題があり、また、筒内噴射式エンジンにおけるプラグの発火点周囲の空燃比についても測定できるセンサが存在せず、さらに、排ガスの触媒システムの排ガス中に含まれる $\text{NO}_x$ 成分の量は、測定装置が大きくて高価なので個々の車両につけるのは不可能であるという問題があった。また、エンジンの状態に対する使用者の感応評価値を直接検出できるセンサは存在せず、この感応評価値は、使用者が自分で感じた結果を記録する等して表現しなければエンジン制御に使用できないので、個々の車両でこの感応評価値に基づく制御を行うことは極めて困難であるという問題があった。本発明は、上記した従来のエンジン制御におけるデータ検出に関する問題点を解決し、エンジンの状態に関する任意のデータを、簡単にまた安価に制御パラメータとして用いることが可能になるエンジン制御におけるデータ推定方法を提供することを目的としている。

#### 【0004】

【課題を解決するための手段】上記した目的を達成するために、本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法は、少なくともエンジンの状態に関するデータを制御パラメータとするエンジン制御において、制御パラメータとしてのエンジンの状態に関するデータを、少なくとも、それとは異なる複数データを入力情報とするファジィニューラル回路網を用いて推定することとを特徴とするものである。

#### 【0005】

【発明の実施の形態】以下、添付図面に示した幾つかの実施例を参照して、本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法の実施の形態について説明する。始めに、図1～図15を用いて本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法を採用したエンジンの空燃比制御の第1の実施例について説明していく。図1は、エンジン1と本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法を採用した空燃比制御を実行可能な制御装置10との関係を示す概略図である。エンジン1は、吸気管2に設

けられたエアクリーナ（図示せず）及び燃料噴射装置3を介してシリンダ4の燃焼室内に混合気を導入し、燃焼後の排気ガスを排気管5を介して大気中に排気する4サイクルエンジンである。制御装置10は、燃料噴射装置3の燃料噴射量を操作して排気ガス中の空燃比の値を制御するものである。この制御装置10は、図1に示すように、吸気管2に設けられており、クランクケース6に設けられたクランク角センサ11、シリンダブロック7に設けられたエンジン温度センサ12、排気管5に設けられた空燃比センサ13及び吸気管2に、該制御装置10と一体に（又は別体に）設けられた吸気管負圧センサ14、雰囲気温度センサ15、吸気管壁温センサ16で検出されるデータを入力し、これらのデータに基づいて、燃料噴射装置4の操作量（即ち、噴射信号）を決定して出力すると共に、それを構成する内部モデルの学習や評価等が行えるように構成されている。

【0006】図2は、制御装置10の構成を示す概略ブロック図である。制御装置10は、クランク角センサ11から得られるクランク角信号に基づいてエンジン回転数を算出するエンジン回転数算出部と、吸気管負圧センサ14から得られる吸気管負圧情報を後述するモデルベース制御部で使用可能なデータに加工するデータ加工部と、該データ加工部で加工されたデータ、エンジン回転数、吸気管壁温センサ16から得られる吸気管壁面温度情報、及び空燃比センサ13から得られる排気空燃比を入力し、これらの入力情報に基づいて燃料噴射装置3に対する噴射信号を決定するモデルベース制御部とを備えている。

【0007】図3は、前記エンジン回転数算出部の構成を示す概略ブロック図であり、この図面に示すように、エンジン回転数算出部は、周期測定部でクランク角信号を周期を測定した後、その周期を周期/回転数変換部でエンジン回転数に変換するように構成されている。

【0008】図4は、前記データ加工部の構成を示す概略ブロック図であり、この図面に示すように、このデータ加工部は、1行程平均圧力算出部で吸気圧力から1行程の平均圧力を算出すると共に、1行程最低圧力算出部で1行程中で最低の圧力を算出し、これらのデータ（1行程平均圧力及び1行程最低圧力）を出力するよう構成されている。

【0009】図5は、モデルベース制御部の構成を示す概略ブロック図である。図面に示すように、このモデルベース制御部は、吸気管内の空気の挙動をモデル化した空気系順モデルを構成する吸入空気量推定部と、燃料噴射装置から噴射される燃料の挙動をモデル化した燃料系順モデルを構成する吸入燃料量推定部と、吸入空気量推定部及び吸入燃料量推定部で推定された推定吸入空気量と推定吸入燃料量とに基づいて推定空燃比を算出する推定空燃比演算部とを備えている。また、このモデルベース制御部は、前記推定吸入空気量に基づいて目標空燃比

を算出する目標空燃比算出部、及びこの目標空燃比算出部で得られる目標空燃比と前記推定空燃比とに基づいて燃料噴射装置の噴射燃料量（即ち、燃料噴射装置に対する噴射信号）を算出し、エンジンの燃料噴射装置及び吸入燃料量推定部に出力する内部フィードバック演算部を備えており、さらに、推定空燃比、推定吸入空気量、実際の排気空燃比及びエンジン回転数を入力し、これらに基づいて、吸入空気量推定部及び吸入燃料量推定部の学習データを算出する学習信号算出部を備えている。

【0010】図6は吸入空気量推定部の内部構成を示す図である。図面に示すように、吸入空気量推定部は、センシング対象である吸入空気量以外のエンジンの運転状

\* 態に関するデータ（1行程間の平均吸気圧力及び最低吸気圧力、エンジン回転数）を入力し、センシング対象である吸入空気量の推定値を出力するファジィニューラル回路網から成る。このファジィニューラル回路網は、6つの処理層を備えたファジィニューラル回路網で構成され、第1層から第4層までで前件部を構成し、第5層及び第6層で後件部を構成している。各入力情報は、各々次式で定義されるメンバーシップ関数に分割されており、シグモイド関数の中心位置を表すパラメータ $w_c$ と傾きを表すパラメータ $w_g$ を結合係数として、第1層から第4層までの前件部を構成している。

1

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-w_g(x_i + w_c))}$$

また、後件部は前件部のメンバーシップ関数の数に対応するファジィルールに分割され、これらのファジィルールの出力は各々結合荷重 $w_f$ で表され、各結合荷重 $w_f$ と対応する前件部メンバーシップ関数のグレードとの積和を求め、この値がファジィ推論の重心法による推定値、即ち、推定吸入空気量として出力される。上記した吸入空気量推定部を構成するファジィニューラル回路網における入力情報の数及び種類、メンバーシップ関数の中心位置、傾きを表す結合荷重 $w_c$ 及び $w_g$ 、及び各入力情報に対するメンバーシップ関数の数は、これらの情報を遺伝子とした遺伝的アルゴリズムにより後件部結合荷重 $w_f$ との関係を考慮しながら最適化される。また、制御実行中は、学習信号算出部で得られる学習信号2に基づいて結合荷重 $w_f$ を学習可能にし、かつ、学習信号

算出部で得られる学習信号1に基づいてファジィニューラル回路網の出力（推定吸入空気量）に対する補正係数を学習可能にしている。尚、前記補正係数は坂道走行時等の環境変化に応じてファジィニューラル回路網の出力を補正する係数である。

【0011】ここで、吸入空気量推定部を構成するファジィニューラル回路網における入力情報の数及び種類、メンバーシップ関数の中心位置及び傾きを表す結合荷重 $w_c$ 及び $w_g$ の値を遺伝的アルゴリズムで決定する最適化処理について説明する。図7は、遺伝的アルゴリズムによるファジィニューラル回路網の最適化処理の流れを示すフローチャートである。始めに、図8に示すように、吸入空気量推定部を構成するファジィニューラル回路網における入力情報の数及び種類、メンバーシップ関数の中心位置、傾きを表す結合荷重 $w_c$ 及び $w_g$ 、及びメンバーシップ関数の数を遺伝子としてコーディングして複数（例えば、100個）の個体から成る第1世代を生成する（ステップ1）。ここで、入力情報については、予めファジィニューラル回路網の入力情報として用いる入力候補データを複数用意しておき、これら入力候

補データの使用/未使用を表すデータ（本実施例の場合、“0”が未使用、“1”が使用）を遺伝子として用いる。吸入空気量を推定するための入力候補データとしては、例えば、1行程間平均吸気圧力、1行程間最低吸気圧力、1行程間最大吸気圧力、特定クランク角度での吸気圧力、最低圧力から最高圧力までの変化時間、最高圧力から最低圧力までの変化時間、最高圧力と最低圧力との差圧、吸気脈動の振幅、及び吸気脈動の周期等が考えられるが、これらの入力候補データは、最適化処理でそれが入力情報として適するか否かが判断されるので、センシング及び加工可能なデータであれば任意のデータでよい。また、遺伝子としてコーディングするメンバーシップ関数の数に関する情報は、各入力情報に対応するように用意され得る。次に、ステップ1で生成された複数の個体の一つで、ファジィニューラル回路網の入力情報及び結合係数を固定して、ファジィニューラル回路網で吸入空気量の推定値を求めると共に、実際の吸入空気量をエアフロメータ等のセンサを用いて検出し、推定値と実測値との誤差が小さくなるように、即ち、推定精度が高くなるようにBP法（バックプロパゲーション法）により規定回数、後件部結合荷重 $w_f$ の学習を行わせる（ステップ2）。このステップ2の処理を全ての個体に対して行った後、各個体毎に推定値と実測値との差に基づく評価値を算出する（ステップ3）。全ての個体の評価値を算出した後、評価が一番高い個体（エリート個体）の誤差が許容値より小さいか否かを判断し（ステップ4）、誤差が許容値より小さければファジィニューラル回路網が最適化されたと判断して、最適化処理を終了し、ファジィニューラル回路網の入力情報及び結合係数をそのエリート個体を構成する遺伝子で固定する。このステップ4の判断で、誤差が許容値より大きい場合には、ファジィニューラル回路網が最適化されていないと判断して、第1世代の個体の中から次世代を生成するための二つの親個体を選択する（ステップ5）。親個体の

選択は、ステップ3で求めた評価値を基にして、評価値の高い個体ほど親個体として選択される確率が高くなるルーレット選択により行われ得る。親個体の選択が終わると、選択された親個体を交叉させて、再び複数の子個体を生成し、これを第2世代とする(ステップ6)。

尚、個体間の交叉には、1点交叉、2点交叉正規分布交叉等の手法を用いる。また、この時、例えば第1世代の個体数が100個の場合には、親個体の交叉によって生成される子個体は99個とし、それに第1世代のエリート個体を加えて第2世代の100個の子個体を生成してもよい。このように、前世代のエリート個体を破壊せずに次世代に残すことにより、最適化に必要な時間が短くなるという効果を奏する。また、生成された複数の子個体に対して一定の確立で、ランダムに遺伝子の値を変更し、遺伝子の突然変異を発生させる(ステップ7)。上記した処理により、第2世代を生成した後、再びステップ2からの最適化処理を繰り返す。以上説明した、最適化処理は、吸入空気量の推定値(ファジィニューラル回路網の出力)と実測値との誤差が許容値以下になるまで繰り返し行われ、これにより、吸入空気量を推定するための最適な入力情報及び結合係数が自動的に決定される。

【0012】再び、モデルベース制御部の各処理部の構成の説明に戻る。図9は、吸入燃料量推定部の内部構成を示す図である。この吸入燃料量推定部は、燃料噴射装置から噴射された燃料の挙動を、噴射された燃料が直接シリンダ内に入らないで吸気管壁や吸気弁等に付着する割合(以下、燃料付着率 $\alpha$ と称する)と、吸気管壁や吸気弁等に付着した燃料が蒸発する速度(以下、蒸発時定数 $\tau$ )とに分けてモデル化し、上述した内部フィードバック演算部から入力される燃料噴射量と前記燃料付着率及び蒸発時定数とに基づいてシリンダ内に入る燃料量を推定するもので、燃料付着率推定部、蒸発時定数推定部、非付着燃料算出部、付着燃料算出部、及び蒸発燃料量算出部を備える。

【0013】前記燃料付着率推定部は、図10に示すようにセンシング対象である燃料付着率以外のエンジンの運転状態に関するデータ(エンジン回転数、推定吸入空気量)を入力し、センシング対象である燃料付着率の推定値を出力するファジィニューラル回路網から成る。また、前記蒸発時定数推定部は、図11に示すようにセンシング対象である蒸発時定数以外のエンジンの運転状態に関するデータ(吸気管壁面温度、エンジン回転数及び推定吸入空気量)を入力し、センシング対象である蒸発時定数の推定値を出力するファジィニューラル回路網から成る。上記した燃料付着率推定部及び蒸発時定数推定部を構成するファジィニューラル回路網は、上述した吸入空気量推定部を構成するファジィニューラル回路網と同様、各々、6つの処理層を備え、シグモイド関数の中心位置を表すパラメータ $w_c$ と傾きを表すパラメータ $w$

$g$ を結合係数として、第1層から第4層までで前件部を構成し、前件部のメンバーシップ関数の数に対応する9個のファジィルールの出力 $w_f$ を結合荷重として第5層及び第6層の後件部を構成し、各結合荷重 $w_f$ と対応する前件部メンバーシップ関数のグレードとの積和を求め、この値をファジィ推論の重心法による推定値、即ち、推定燃料付着率及び推定蒸発時定数として出力するよう構成されている。これらのファジィニューラル回路網における入力情報の数及び種類、メンバーシップ関数の中心位置及び傾きを表す結合荷重 $w_c$ 及び $w_g$ の値は、上述の遺伝的アルゴリズムによる最適化処理で後件部結合荷重 $w_f$ との関係を考慮しながら予め決定され得。かつ、後件部を構成する結合荷重 $w_f$ は、制御実行中に、学習信号算出部で得られる学習信号3又は4によって学習可能に構成されている。また、非付着燃料算出部は、前記燃料付着率推定部から得られる推定燃料付着率 $\alpha$ と内部フィードバック演算部から得られる燃料噴射量とに基づいて、燃料噴射装置から直接シリンダの燃焼室内に入る燃料量を算出する。付着燃料算出部は、前記燃料付着率推定部から得られる推定燃料付着率 $\alpha$ と内部フィードバック演算部から得られる燃料噴射量とに基づいて、燃料噴射装置から噴射された燃料中で、吸気管壁面及び吸気弁等に付着する燃料量を算出する。第1蒸発燃料量算出部は、前記蒸発時定数推定部で推定された蒸発時定数 $\tau$ と、付着燃料算出部で得られる付着燃料量とに基づいて、吸気管壁面及び吸気弁等に付着した燃料から蒸発して燃焼室内に入る燃料量を算出する。第2蒸発燃料量算出部は、燃料噴射装置から直接シリンダの燃焼室内に入る燃料が、シリンダに入る前に蒸発する量を、予め決めた蒸発時定数 $\tau'$ に基づいて算出する。尚、この直接シリンダに入る燃料の蒸発時定数 $\tau'$ は非常に小さい値であり、その影響を少ないので、ここでは適当な定数として設定する。吸入燃料量推定部は、上記した各処理部での処理により、吸入燃料量の推定値を算出して出力する。

【0014】推定空燃比算出部は、図12に示すように、上記したように構成された吸入空気量算出部及び吸入燃料量推定部から得られる推定吸入空気量 $A_e$ 及び推定吸入燃料量 $F_e$ に基づいて推定空燃比 $A_e/F_e$ を算出する。

【0015】図13は、前記目標空燃比算出部の構成を示す概略ブロック図である。目標空燃比算出部は、推定吸入空気量の変化率を算出する変化率算出部と、前記変化率に対する目標空燃比のマッピングから成り、吸入空気量推定部から得られる推定吸入空気量を入力して、その推定吸入空気量に合った目標空燃比を出力する。

【0016】図14は、内部フィードバック演算部の構成を示す概略ブロック図であり、この図面に示すように、内部フィードバック演算部は、目標空燃比算出部から得られる目標空燃比と、推定空燃比算出部から得られ

10

20

30

40

50

る推定空燃比との誤差が小さくなるように、燃料噴射量を決定し、燃料噴射装置及び吸入燃料量推定部に出力する。尚、図14中、 $K_p$ はフィードバックゲインを示している。

【0017】図15は、学習信号算出部の構成を示す概略ブロック図である。この図面に示すように学習信号算出部は、運転状態検出部と学習信号発生部とを備え、運転状態検出部はエンジン回転数及び推定吸入空気量を入力し、これらに基づいて現在のエンジンの運転状態（例えば、過渡状態と定常状態）を検出する。学習信号発生部は、排気空燃比の実測値に対する推定空燃比の誤差を入力し、この誤差が小さくなるように学習信号1～4の値を決定する。尚、学習信号1及び2は、吸入空気量算出部に対する学習信号なので、エンジンの運転状態が定常状態の時に得られた情報に基づいて算出され、学習信号3及び4は、吸入燃料量算出部に対する学習信号なので、エンジンの運転状態が過渡状態の時に得られた情報に基づいて算出される。また、学習信号1は、上述のように坂道走行時等の環境変化に応じてファジィニューラル回路網の出力を補正する補正係数に対する学習信号なので、ゲインが大きく、定常状態にある時は、環境変化に応じて逐次発せられるが、学習信号2は、ファジィニューラル回路網の後件部結合係数 $w_f$ に対する学習信号なので、環境変化による誤差には反応しないように、学習信号1の出力値の傾向に基づいて出力するかどうかが決める。具体的には、坂道を上っている時などは、学習信号1は連続して増加傾向にあり、また、坂道を下っている時には学習信号1は連続して減少傾向にある。このような場合には、環境が変化していると判断して、学習信号2による学習は行わない。環境変化がなければ、学習信号1及び2の両方で学習をする。但し、学習信号1を使った学習のほうが、学習信号2を使ったFNNの学習よりゲインが大きくなるようにしておく。このように、学習信号2の出力を学習信号1の出力の傾向に基づいて決定することにより、環境変化等に反応してファジィニューラル回路網の後件部結合係数 $w_f$ が変わることがなくなり、不必要な学習を行わなくなるので、ファジィニューラル回路網の出力が安定するようになる。

【0018】以上説明した第1実施例では、モデルベース制御部の各推定部のファジィニューラル回路網の入力情報及び前件部結合係数を遺伝的アルゴリズムにより後件部結合荷重 $w_f$ との関係を考慮しながら予め最適化し、制御実行中は、後件部結合荷重 $w_f$ の学習のみをするように構成されているが、このファジィニューラル回路網の最適化処理は、この第1実施例に限定されることなく、制御実行中に行うように構成してもよい。図16は、第1実施例と同じ条件で、制御実行中にファジィニューラル回路網の最適化処理を行うように構成された制御装置の第2実施例の概略ブロック図である。以下の説明では、第1実施例と異なる処理部についてのみ説明を

し、それ以外の処理部については説明を省略する。モデルベース制御部は、制御実行中にその吸入空気量推定部を構成するファジィニューラル回路網の最適化処理が行えるように構成されている。データ加工部は、図17に示すように、吸気圧力を、モデルベース制御部における吸入空気量推定部を構成するファジィニューラル回路網の入力候補データとなり得るデータに加工する。図18は、モデルベース制御部の構成を示す概略ブロック図であり、前述のように吸入空気量算出部はセンシング対象である吸入空気量を出力とし、センシング対象以外のデータを入力情報とするファジィニューラル回路網を備え、このファジィニューラル回路網の最適化処理を制御実行中に行えるように構成され、また、学習・評価信号算出部は、吸入燃料量算出部及び吸入空気量算出部のファジィニューラル回路網に対する学習信号の他に、吸入空気量算出部での最適化処理に用いられる評価信号を算出して出力する。図19は、吸入空気量算出部の構成を示す概略ブロック図である。図面に示すように、この吸入空気量算出部は、最適化処理実行部を備え、データ加工部で加工されたデータを含む各種入力候補データを入力し、これらの入力候補情報の使用/未使用を表すデータ（本実施例の場合、“0”が未使用、“1”が使用）と、ファジィニューラル回路網の前件部結合荷重 $w_c$ 及び $w_g$ を遺伝子としてコーディングして複数の個体（染色体）を生成し、これらの個体を学習・評価信号算出部から得られる評価信号に基づいて淘汰しながらファジィニューラル回路網の最適化を行う。この遺伝的アルゴリズムを用いた最適化処理は、基本的に第1実施例の処理を同じであるので、ここでは説明は省略する。また、この吸入空気量推定部における最適化処理は、適当な周期で、又は所定の条件を満たした時、又は、使用者による直接指示により開始され、最適化処理を行っていない時は、第1実施例で説明した吸入空気量推定部と同様、学習・評価信号算出部から得られる学習信号による学習処理が行われ得る。

【0019】図20は、学習・評価信号算出部の構成を示す概略ブロック図である。この学習・評価信号算出部は、吸入空気量推定部で最適化処理が行われない時は、第1実施例の学習信号算出部と同様に、エンジンの運転状態に基づいて吸入空気量推定部に対する学習信号1及び2又は吸入燃料量推定部に対する学習信号3及び4を算出して出力する。吸入空気量推定部で最適化処理が行われている間は、上記した各学習信号1～4に加えて、空燃比の実測値に対する推定値の誤差に基づいて評価信号発生部で各個体の評価信号を出力する。尚、吸入空気量推定部では、最適化処理中は、この学習・評価信号算出部から出力される学習信号2に基づいて各個体を用いてファジィニューラル回路網を動作させている時に後件部結合荷重 $w_f$ の学習を行い、かつ、評価信号に基づいて各個体の評価を決定する。



【0020】以上説明した第1及び第2の実施例では、ファジィニューラル回路網の出力誤差が許容値より小さいか否かに基づいて最適化処理の終了判定を行っているが、この終了判定の条件は本実施例に限定されることなく、予め決められた世代数だけ処理を行うようにしてもよいし、出力誤差の減少傾向が収束していると判断した場合に進化を終了するようにしてもよい。また、以上説明した実施例では、ファジィニューラル回路網の入力情報及びメンバーシップ関数の両方を遺伝的アルゴリズムを用いて最適化しているが、これは本実施例に限定され

ることなく、図21に示すように、入力情報の種類及び数のみを遺伝子としてコーディングして遺伝的アルゴリズムにより最適化し、メンバーシップ関数の最適化は、出願人が特願平9-91115号で提案しているように、学習課程におけるファジィニューラル回路網の誤差の減少傾向や結合係数の変化傾向を判断基準としてファジィルールの追加を行い、かつ、同一入力情報における少なくとも三種類のメンバーシップ関数の後件部結合荷重の線形性を判断基準として、結合係数が線形性を有する場合に、その中の少なくとも一つの後件部結合荷重に対応するメンバーシップ関数を削除することで行ってもよい。さらに、上記した実施例では、各推定部のファジィニューラル回路網を図22(1)に示すように基本形のファジィニューラル回路網で構成しているが、ファジィニューラル回路網の構成は本実施例に限定されることなく、例えば、図22(2)又は(3)に示すように、複数のファジィニューラル回路網の出力を加算して推定値を出力するように構成したり、複数のファジィニューラル回路網の出力を、さらに入力データとするファジィニューラル回路網で推定値を出力するように構成してもよい。ファジィニューラル回路網をこのように複雑な構成にしても、上述の遺伝的アルゴリズムによってその最適化を行えば、入力情報の選択や、各結合係数の決定が簡単に行えるという効果を奏する。また、上記した実施例では、制御パラメータとして吸入空気量、燃料付着率又は蒸発時定数を、本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法を用いて、それ以外の情報からファジィニューラル回路網で推定する例を挙げて説明しているが、本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法で推定可能な情報は、本実施例に限定されることなく、エンジンの状態に関するデータであれば任意のものでよいことは勿論であり、例えば、トルク変動量を、回転変動量、エンジン回転数、吸入空気量及び燃焼室圧力の時系列データの少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよく(図23参照。本図はトルク変動量を推定するためのファジィニューラル回路網の一例を示している。)、また、エンジンの燃焼室温度を、吸気管壁温、吸気管周囲温度(雰囲気温度)及びエンジンスタート後の経過時間の少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよ

く(図24参照。本図はエンジンの燃焼室温度を推定するファジィニューラル回路網の一例を示している。)、さらに、吸気管壁面温度を、冷却水温、油温及びエンジン温度(シリンダブロックの温度)の少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよく(図25参照。本図は吸気管壁面温度を推定するファジィニューラル回路網の一例を示している。)、また、排気空燃比を、クランク角加速の時系列データ、エンジン回転数、吸入空気量、吸気負圧、点火時期、可変バルブタイミング装置を用いる場合の吸排気弁の開閉タイミング、EGR制御を行う場合のEGRバルブ開度の少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよく(図26参照。本図は排気空燃比を推定するファジィニューラル回路網の一例を示している。)、さらに、排気空燃比を、排気温度、大気温度、エンジン回転数、吸入空気量、吸気負圧、点火時期、及びスロットルバルブ開度の少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよく(図27参照。本図は排気空燃比を推定するファジィニューラル回路網の別の例を示している。)、さらにまた、筒内噴射式エンジンにおけるプラグの発火点周囲の空燃比を、エンジン回転数、スロットル開度、燃料噴射量、燃料噴射時期、点火時期、及び可変バルブタイミング装置を用いる場合の吸排気弁の開閉タイミングの少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよく(図28参照。本図は筒内噴射式エンジンにおけるプラグの発火点周囲の空燃比を推定するファジィニューラル回路網の一例を示している。)、また、排ガスの触媒システムの排ガス中に含まれるNOx成分の量を、エンジン回転数、スロットル開度、冷却水温、触媒の入口ガス温度、触媒の出口ガス温度、走行距離、及び排気空燃比の少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよく(図29参照。本図は触媒システムにおける排ガス中に含まれるNOx成分の量を推定するファジィニューラル回路網の一例を示している。)、さらに、エンジンの状態に対する使用者の感応評価値を、使用者の脈拍、血圧、呼吸間隔、及び脳波等の複数の生理データの少なくとも一つを入力情報とするファジィニューラル回路網で推定してもよい(図30参照。本図は、使用者の感応評価値を推定するファジィニューラル回路網の一例を示している。))。

#### 【0021】

【発明の効果】以上説明したように本発明に係るエンジン制御におけるデータ推定方法は、少なくともエンジンの状態に関するデータを制御パラメータとするエンジン制御において、制御パラメータとしてのエンジンの状態に関するデータを、少なくとも、それとは異なる複数データを入力情報とするファジィニューラル回路網を用いて推定するので、制御パラメータとして用いるデータ以

外のデータであっても、それらをファジィニューラル回路網の入力情報とし、制御パラメータとして用いるデータを出力情報としてファジィニューラル回路網の各結合係数やメンバーシップ関数の数を最適化するように学習させるだけで、制御パラメータとして用いるデータを推定できるので、従来制御パラメータとして用いることが困難であったデータや、検出するためには高価なセンサを用いる必要があったデータ等を安価なセンサを用いて簡単に検出できるようになるという効果を奏し、また、入力情報を共通化することができるので、制御パラメータ毎にセンサを設ける必要がなくなるという効果も奏する。また、請求項2に係る推定方法によれば、高価でサイズが大きく、塩害に弱い船外機等には搭載できない等の使用上の制限があったエアフロメータや熱線風速計等を使うことなく、サイズが小さく安価な負圧センサを用いて吸入空気量を推定することができるようになるという効果を奏する。さらに、請求項3及び4に係る推定方法によれば、今まで検出することが困難であった、吸気管噴射式エンジンにおける燃料噴射装置から噴射した燃料が吸気管等に付着する割合や、吸気管に付着した燃料が蒸発する速度が簡単に推定できるようになるので、例えば、エンジンの順モデルを制御装置内に簡単に構成することができるようになるという効果を奏する。また、請求項5に係る推定方法によれば、今までは測定することが困難なため、トルク変動との非線形な関係であるエンジンの回転変動に基づいて演算していたトルク変動を、より精度よく推定することができるようになるという効果を奏する。さらに、請求項6に係る推定方法によれば、個々のエンジンに実装できる程、小さく、安価で、かつ耐久性があるセンサは存在しなかった燃焼室温度を精度よく推定でき、これを制御パラメータとして使用することができるため燃焼室温度に応じて燃料噴射量を制御する等、より細かいエンジン制御が可能になるという効果を奏する。また、請求項7に係る推定方法によれば、エンジンの運転状態との関係により、測定すべき場所が変わる吸気管壁面温度を、その時々エンジンの運転対応させて精度よく推定できるようになるという効果を奏する。さらに、請求項8及び9に係る推定方法によれば、高価な空燃比センサを用いずに、既存のセンサで排気空燃比を推定することができるようになるという効果を奏する。また、請求項10に係る推定方法によれば、今まで測定することができなかった筒内噴射式エンジンにおけるプラグの発火点周囲の空燃比を推定することができるようになるので、筒内への燃料噴射量をより正確な量に制御することが可能になるという効果を奏する。さらにまた、請求項11に係る推定方法によれば、今まで測定することが困難であった排ガスの触媒システムの排ガス中に含まれるNOx成分の量を推定することができるようになるので、より燃焼効率がよくなるようにエンジンを制御することができるようになるという効

果を奏する。また、請求項12に係る推定方法によれば、今までセンサ等で測定することができなかったエンジン状態に対する使用者の感応評価値を、脈拍、鼓動、血圧、呼吸間隔、脳波等の生理データを検出する既存のセンサから得られる情報に基づいて推定できるようになるという効果を奏する。具体的には、例えば、酸素センサを用いて空燃比制御を行う場合に、この感応評価値に応じてO<sub>2</sub>フィードバックゲインを制御することで、O<sub>2</sub>フィードバックに起因して空燃比のハンチングが使用者に伝わり、ギクシャクした感じを使用者に与える等のドライビリティの悪化を防止できるようにさらに、請求項13に係る推定方法によれば、実際に使用する入力データを複数の適当な入力候補データから最適化することができるので、入力データの選択が設計者の経験や知識に依存せず、より最適な入力データを得ることが可能になり、また、入力データを選択する手間が省けるという効果を奏する。

#### 【図面の簡単な説明】

【図1】 エンジン1と本発明に係るファジィニューラル回路網の最適化方法を採用した空燃比制御を実行可能な制御装置10との関係を示す概略図である。

【図2】 制御装置10の構成を示す概略ブロック図である。

【図3】 エンジン回転数算出部の構成を示す概略ブロック図である。

【図4】 データ加工部の構成を示す概略ブロック図である。

【図5】 モデルベース制御部の構成を示す概略ブロック図である。

【図6】 吸入空気量推定部の内部構成を示す図である。

【図7】 遺伝的アルゴリズムによるファジィニューラル回路網の最適化処理の流れを示すフローチャートである。

【図8】 最適化処理におけるコーディングすべき遺伝子情報とコーディングされた個体との関係を表す個体の概念図である。

【図9】 吸入燃料量推定部の内部構成を示す図である。

【図10】 燃料付着率推定部の内部構成を示す図である。

【図11】 蒸発時定数推定部の内部構成を示す図である。

【図12】 推定空燃比算出部の内部構成を示す図である。

【図13】 前記目標空燃比算出部の構成を示す概略ブロック図である。

【図14】 内部フィードバック演算部の構成を示す概略ブロック図である。

【図15】 学習信号算出部の構成を示す概略ブロック



図である。

【図16】 第1実施例と同じ条件で、制御実行中にファジィニューラル回路網の最適化処理を行うように構成された制御装置の第2実施例の概略ブロック図である。

【図17】 第2実施例に係るデータ加工部の内部構成を示す図である。

【図18】 第2実施例に係るモデルベース制御部の構成を示す概略ブロック図である。

【図19】 第2実施例に係る吸入空気量算出部の構成を示す概略ブロック図である。

【図20】 第2実施例に係る学習・評価信号算出部の構成を示す概略ブロック図である。

【図21】 最適化処理における個体の生成方法の別の実施例を示す概念図である。

【図22】 (1)はファジィニューラル回路網の基本形の入出力関係を示す図であり、(2)及び(3)はファジィニューラル回路網の応用形を示す図である。

【図23】 トルク変動量を推定するファジィニューラル回路網の一例を示す図である。

【図24】 エンジンの燃焼室温度を推定するファジィニューラル回路網の一例を示す図である。

【図25】 吸気管壁面温度を推定するファジィニューラル回路網の一例を示す図である。

【図26】 排気空燃比を推定するファジィニューラル回路網の一例を示す図である。

【図27】 排気空燃比を推定するファジィニューラル\*

\*回路網の別の例を示す図である。

【図28】 筒内噴射式エンジンにおけるプラグの発火点周囲の空燃比を推定するファジィニューラル回路網の一例を示す図である。

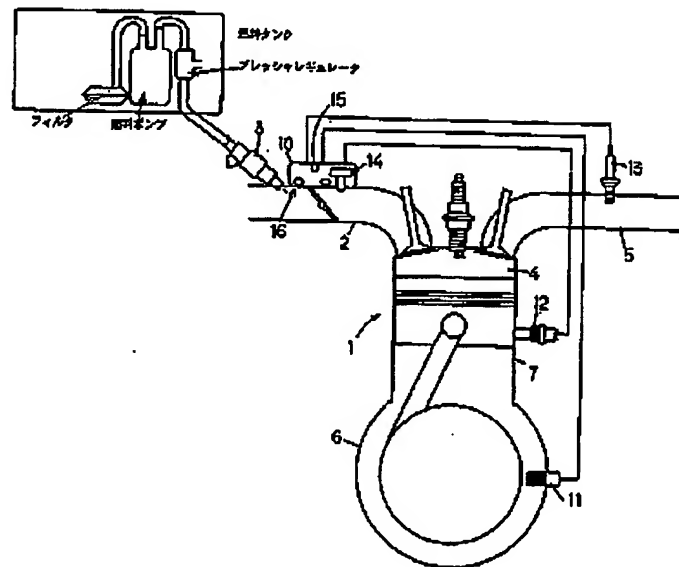
【図29】 触媒システムにおける排ガス中に含まれるNO<sub>x</sub>成分の量を推定するファジィニューラル回路網の一例を示す図である。

【図30】 エンジン状態に対する使用者の感応評価値を推定するファジィニューラル回路網の一例を示す図である。

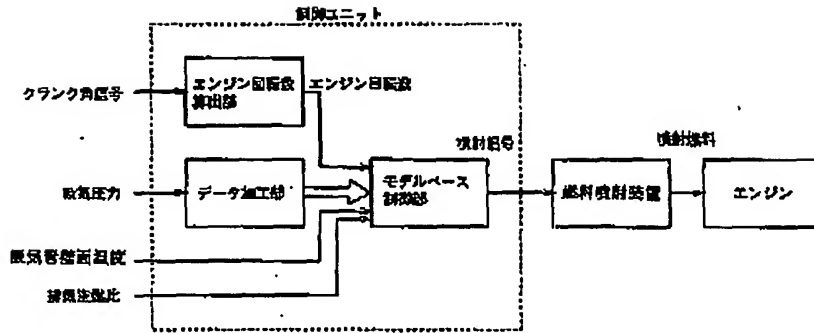
【符号の説明】

- 1 エンジン
- 2 吸気管
- 3 燃料噴射装置
- 4 シリンダ
- 5 排気管
- 6 クランクケース
- 7 シリンダブロック
- 10 制御装置
- 11 クランク角センサ
- 12 エンジン温度センサ
- 13 空燃比センサ
- 14 吸気管負圧センサ
- 15 雰囲気温度センサ
- 16 吸気管壁温センサ

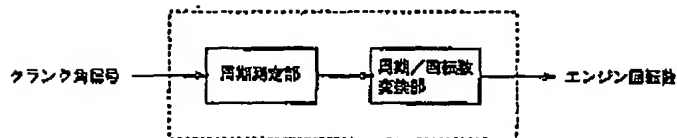
【図1】



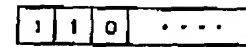
【図2】



【図3】



【図21】

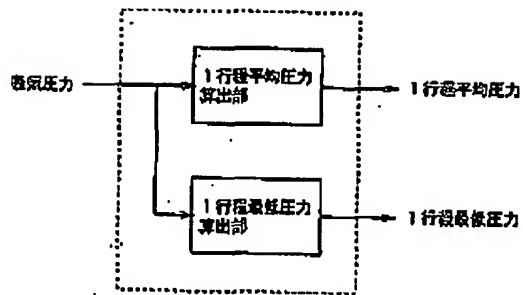


入力候補データの採用/不採用を示す  
 0: 入力データとして採用しない  
 1: 入力データとして採用する

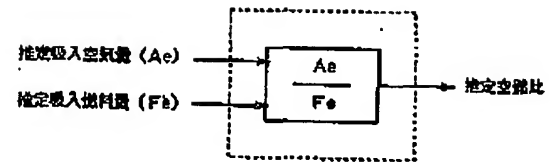
FNNの入力に用いる候補データ

1. 1 付置平均吸気圧力
2. 1 付置最大吸気圧力
3. 1 付置最小吸気圧力
4. 特定クランク角での吸気圧力
5. 最低圧力から最高圧力までの変化時間
6. 最高圧力から最低圧力までの変化時間
7. 最高圧力と最低圧力の差
8. 回転の遅延
9. 回転の遅延

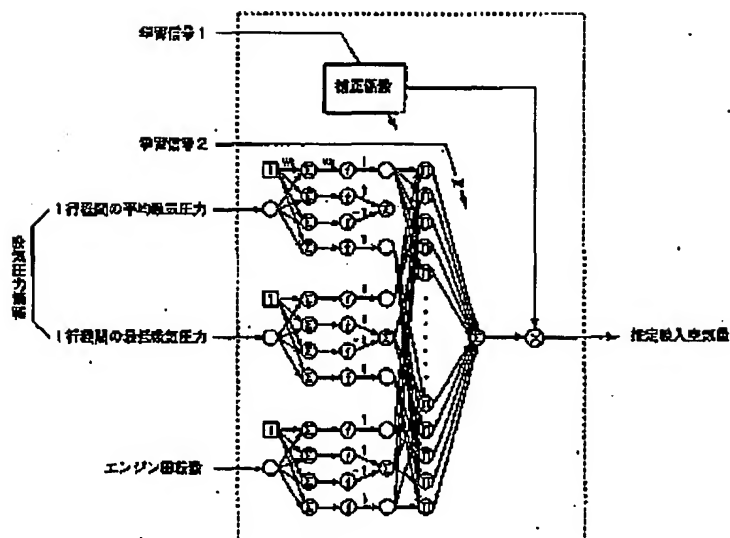
【図4】



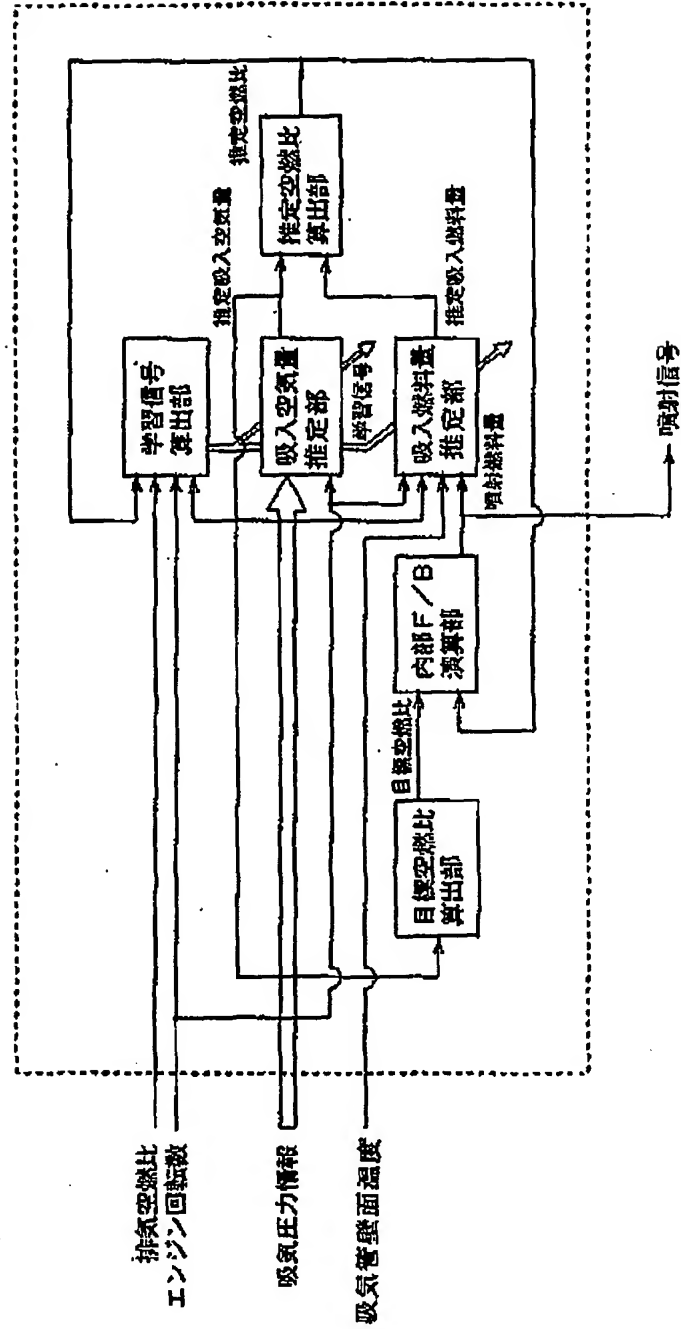
【図12】



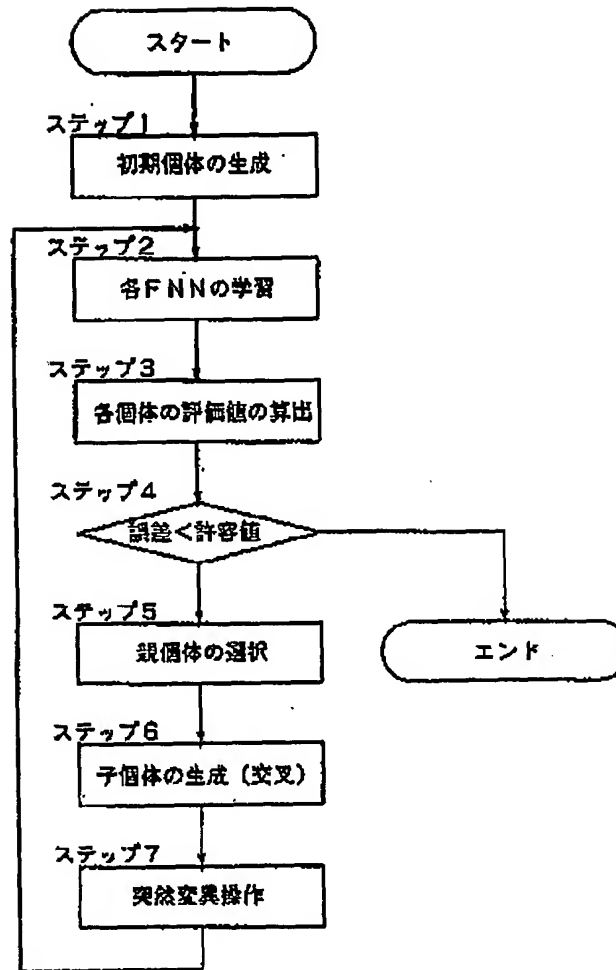
【図6】



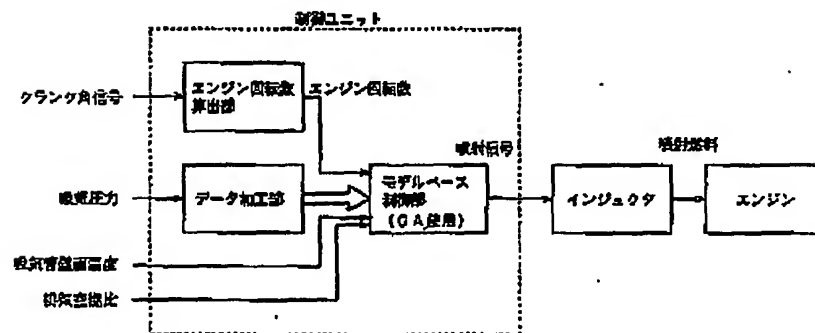
【図5】



【図7】



【図16】



(14)

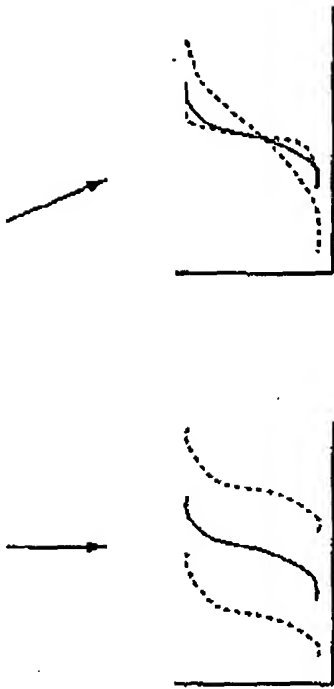
【図8】

1	1	0	...	0.3	0.5	0.8	...	1.2	1.5	3.5	...	4	4	0	...
---	---	---	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	---	---	---	-----

入力候補データの採用/未採用を表す シグモイド関数の中心位置(Wc)を表す シグモイド関数の傾き(Ws)を表す メンバシップ関数の数

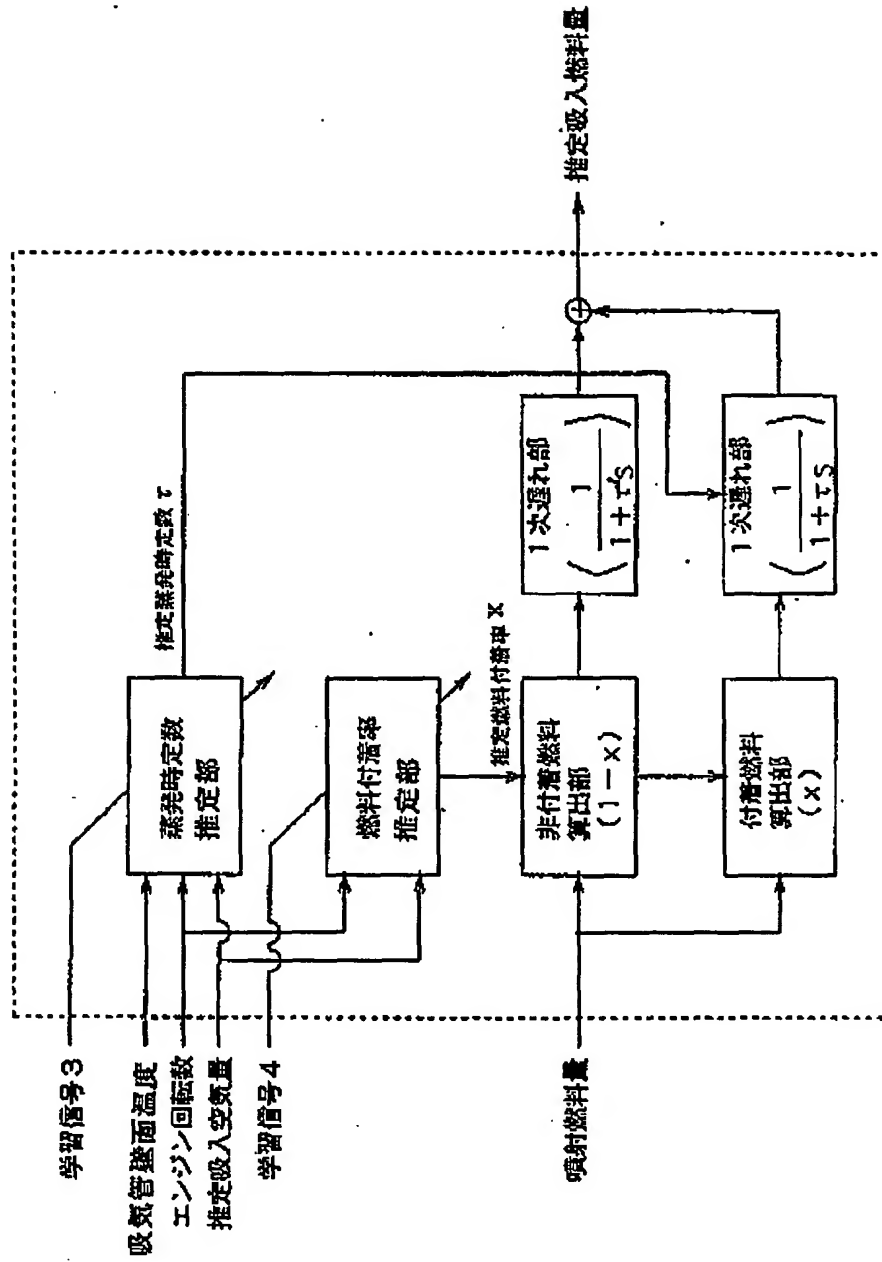
0:入力データとして使用しない  
1:入力データとして使用する

- FNNの入力に用いる候補データ
1. 1行程間平均吸気圧力
  2. 1行程間最低吸気圧力
  3. 1行程間最大吸気圧力
  4. 特定クランク角度での吸気圧力
  5. 最低圧力から最高圧力までの変化時間
  6. 最高圧力から最低圧力までの変化時間
  7. 最高圧力と最低圧力の差圧
  8. 駆動の振幅
  9. 駆動の周期

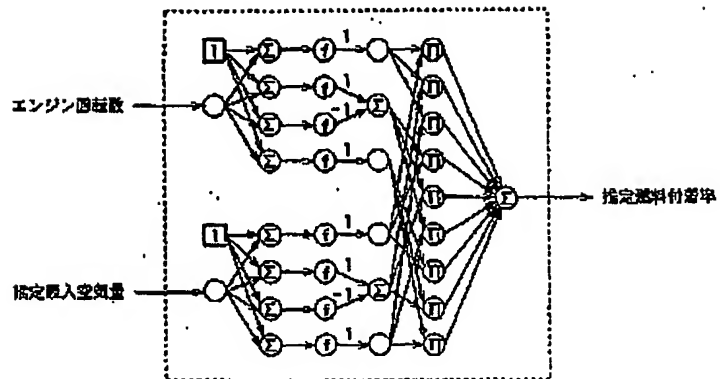




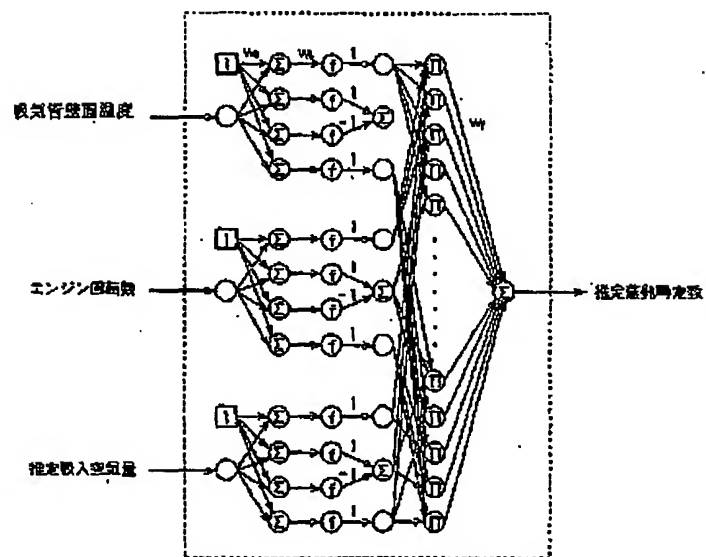
【図9】



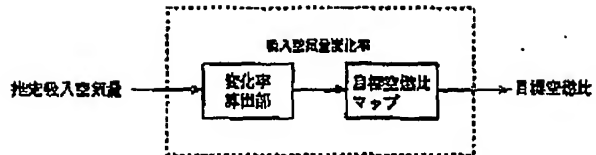
【図10】



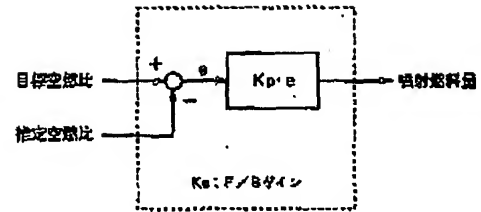
【図11】



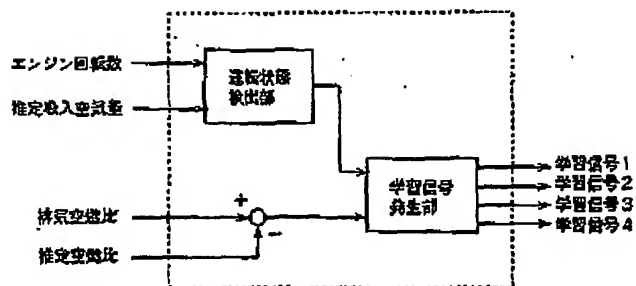
【図13】



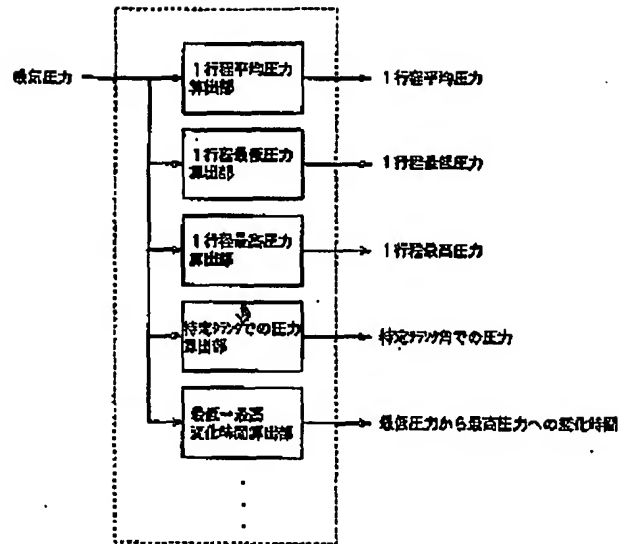
【図14】



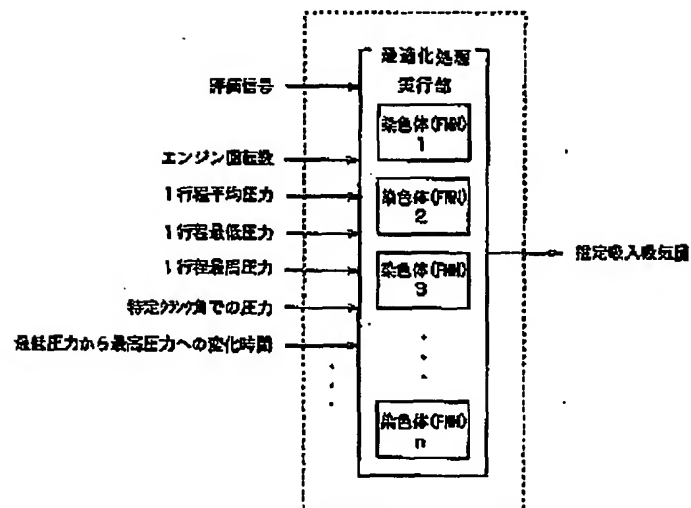
【図15】



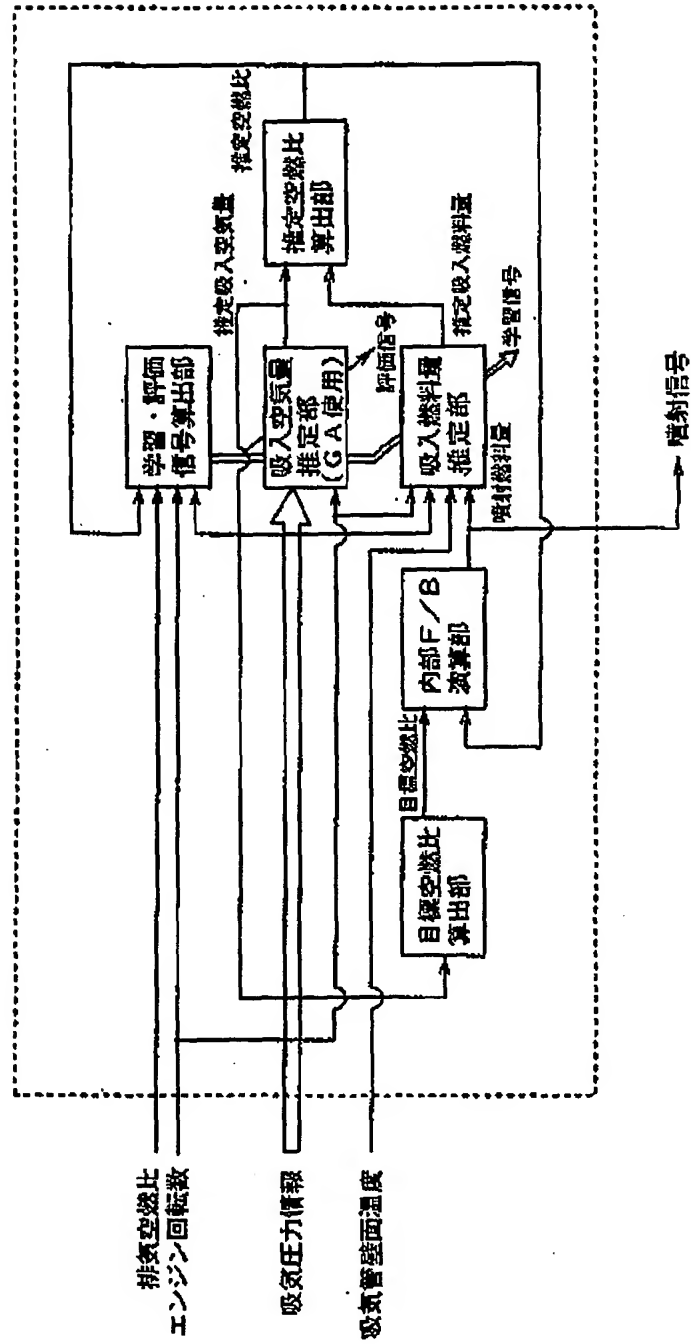
【図17】



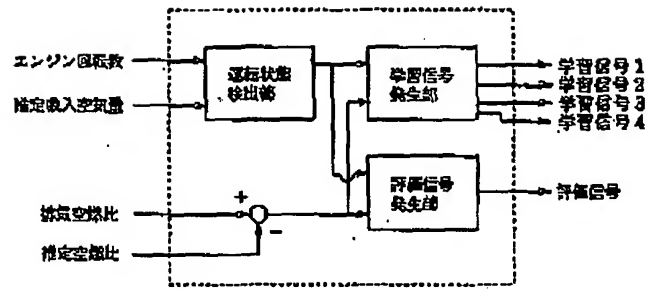
【図19】



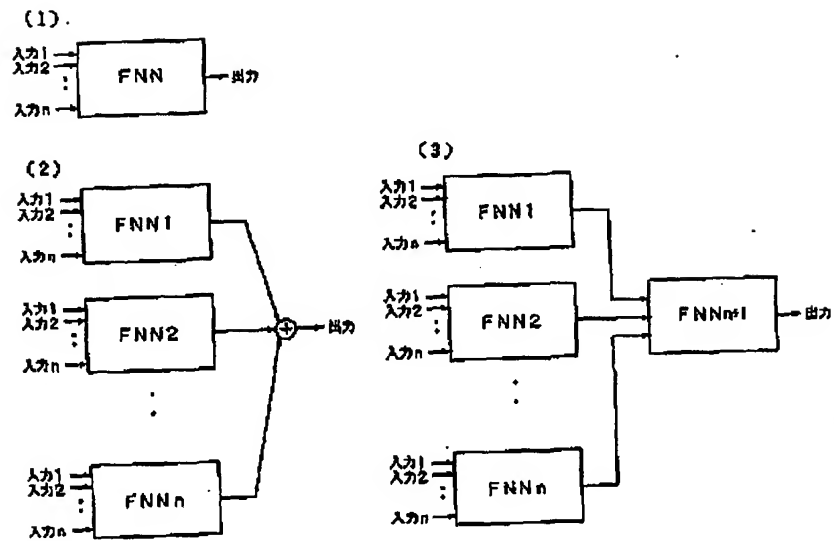
【図18】



【図20】

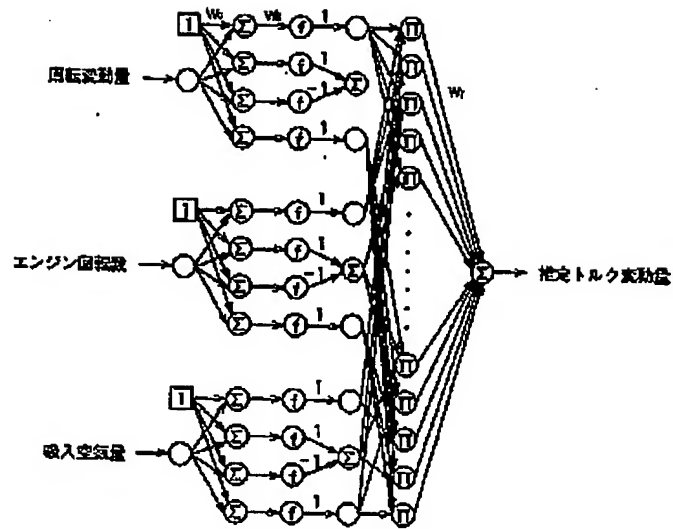


【図22】

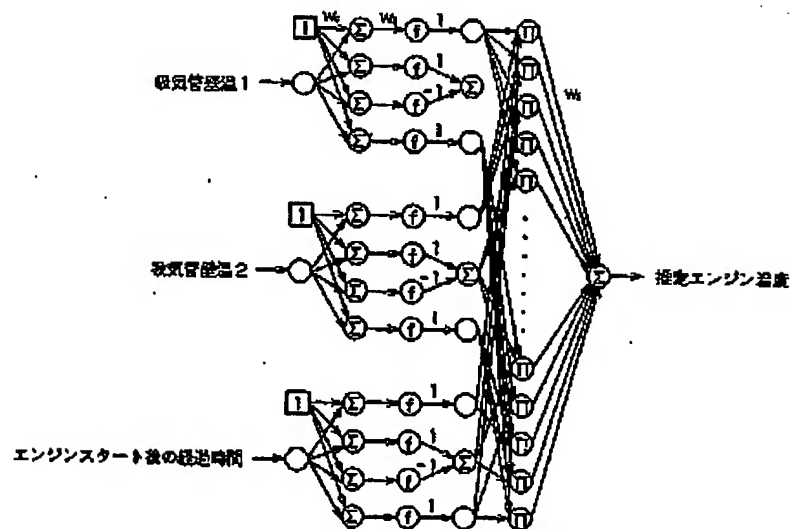




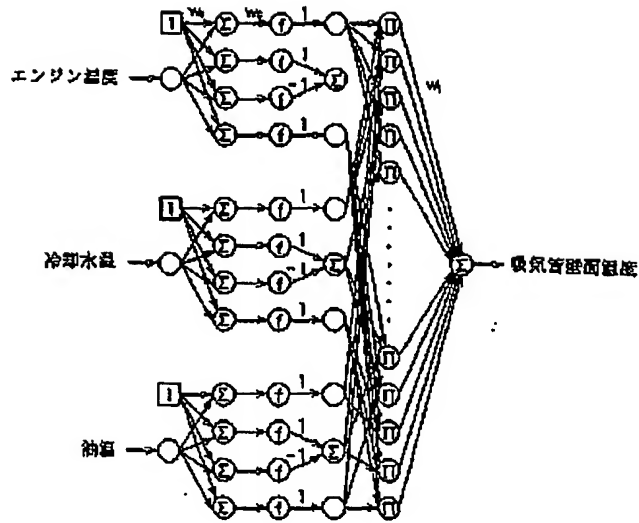
【図23】



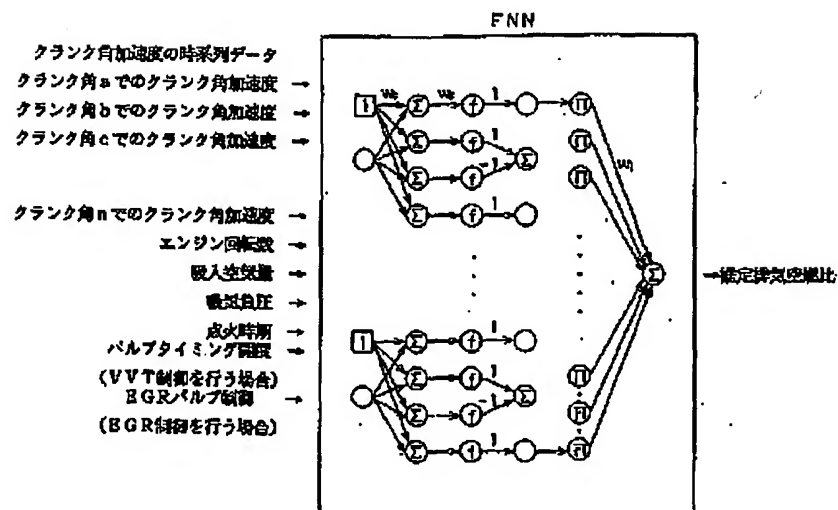
【図24】



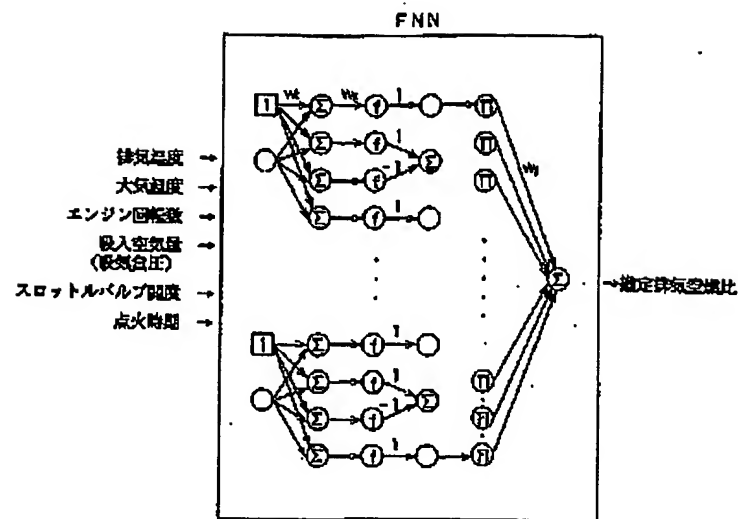
【図25】



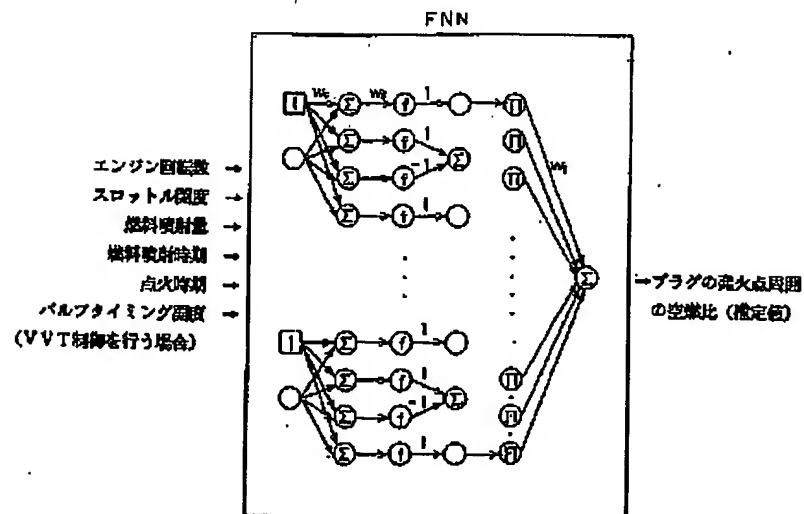
【図26】



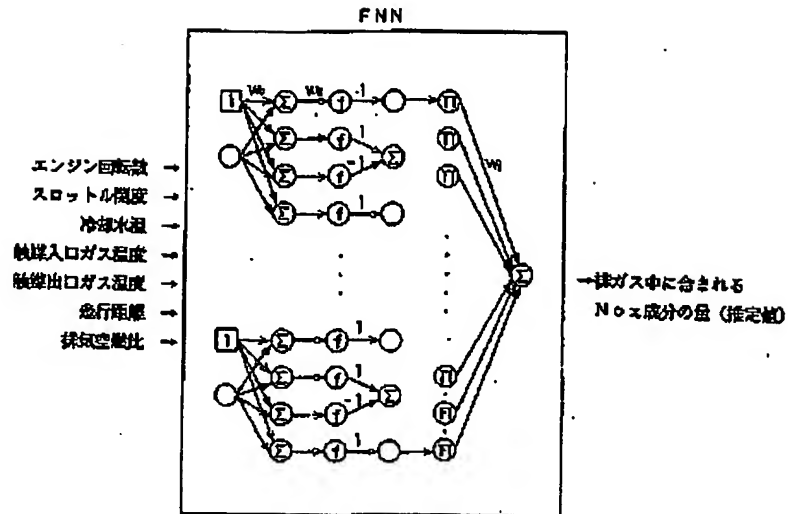
【図27】



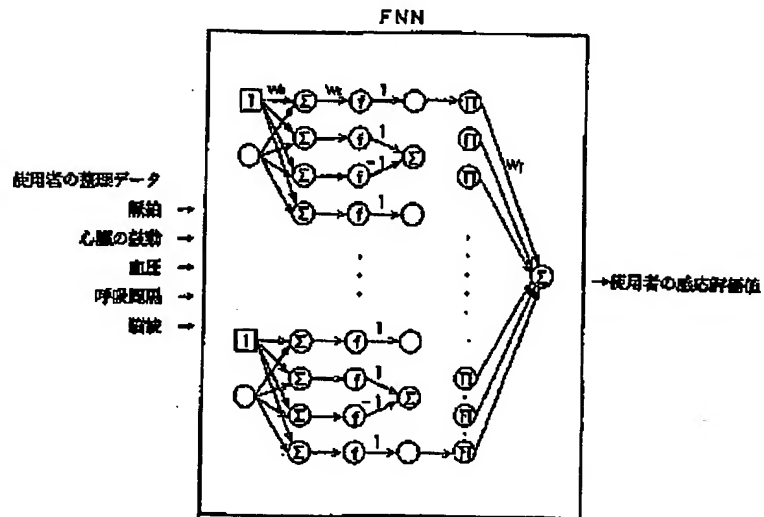
【図28】



【図29】



【図30】



# PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11) Publication number : 11-343916

(43) Date of publication of application : 14. 12. 1999

(51) Int. Cl.

F02D 45/00

F02D 45/00

G05B 13/02

(21) Application number : 10-152855

(71) Applicant : YAMAHA MOTOR CO LTD

(22) Date of filing : 02. 06. 1998

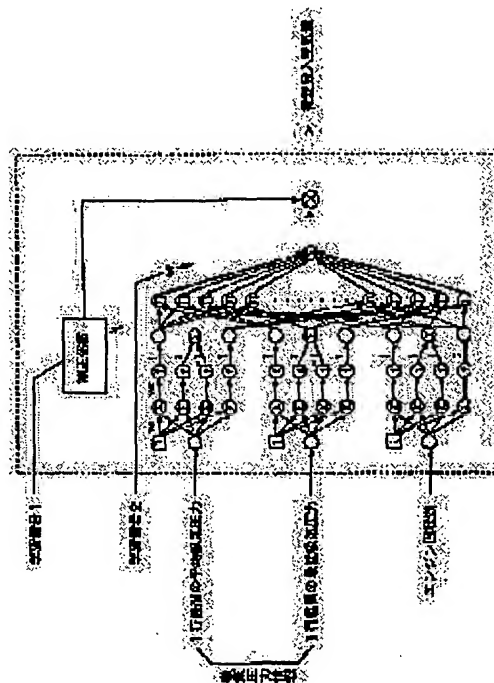
(72) Inventor : YAMAGUCHI MASASHI

## (54) DATA ESTIMATING METHOD IN ENGINE CONTROL

### (57) Abstract:

PROBLEM TO BE SOLVED: To easily use arbitrary data of a state of an engine as a control parameter by estimating data of the state of the engine as the control parameter by using a fuzzy neural network making a plurality of data different from the data as input information.

SOLUTION: In an estimation of intake air amount, for instance, input information on an average between one stroke, lowest intake pressure and engine speed is divided into each membership function in an antecedent part up to first to fourth layers of a fuzzy neural network provided with six layers of processing layers and parameters showing a center location/inclination of a sigmoid function are made coupling coefficients. In a consequent part, input information is divided into fuzzy rules corresponding to the number of the membership function of the antecedent part, outputs of these fuzzy rules are expressed by each coupling load, a sum of product with grades of the antecedent part membership functions corresponding to each coupling load is determined, and this value is outputted as an estimated value by a method of elastic center of a fuzzy inference, that is, as estimated intake air amount.



## LEGAL STATUS

[Date of request for examination]

[Date of sending the examiner's decision of rejection]

[Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted]

registration]

[Date of final disposal for application]

[Patent number]

[Date of registration]

[Number of appeal against examiner's  
decision of rejection]

[Date of requesting appeal against  
examiner's decision of rejection]

[Date of extinction of right]

Copyright (C); 1998, 2003 Japan Patent Office